

日 本 国 特 許 庁  
JAPAN PATENT OFFICE

J1000 U.S. PTO  
09/928361  
08/14/01

別紙添付の書類に記載されている事項は下記の出願書類に記載されている事項と同一であることを証明する。

This is to certify that the annexed is a true copy of the following application as filed with this Office

出 願 年 月 日

Date of Application:

2001年 1月31日

出 願 番 号

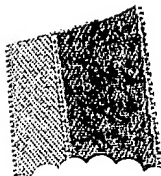
Application Number:

特願2001-022666

出 願 人

Applicant(s):

富士通株式会社

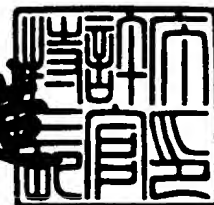


CERTIFIED COPY OF  
PRIORITY DOCUMENT

2001年 5月31日

特許庁長官  
Commissioner,  
Japan Patent Office

及川耕造



出証番号 出証特2001-3049184

Attorney Docket No. 826.1741

**IN THE UNITED STATES PATENT AND TRADEMARK OFFICE**

In re Patent Application of:

Hiroaki TAKEBE

Application No.:

Group Art Unit:

Filed: August 13, 2001

Examiner:

For: **PATTERN RECOGNITION APPARATUS AND METHOD USING PROBABILITY  
DENSITY FUNCTION**



**SUBMISSION OF CERTIFIED COPY OF PRIOR FOREIGN  
APPLICATION IN ACCORDANCE  
WITH THE REQUIREMENTS OF 37 C.F.R. §1.55**

Assistant Commissioner for Patents  
Washington, D.C. 20231

Sir:

In accordance with the provisions of 37 C.F.R. §1.55, the applicant(s) submit(s) herewith  
a certified copy of the following foreign application:

Japanese Patent Application No. 2001-022666

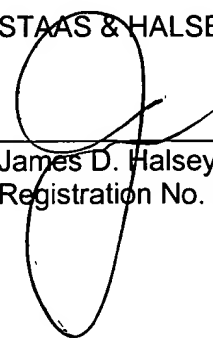
Filed: January 31, 2001

It is respectfully requested that the applicant(s) be given the benefit of the foreign filing  
date(s) as evidenced by the certified papers attached hereto, in accordance with the  
requirements of 35 U.S.C. §119.

Respectfully submitted,

STAAS & HALSEY LLP

Date: August 13, 2001

By:   
James D. Halsey, Jr.  
Registration No. 22,729

700 11th Street, N.W., Ste. 500  
Washington, D.C. 20001  
(202) 434-1500

PATANT OFFICE  
JAPANESE GOVERNMENT

This is to certify that the annexed is a true copy of the following application as filed with this Office.

Date of Application: January 31, 2001

Application Number: Patent Application  
No. 2001-022666

Applicant(s): FUJITSU LIMITED

May 31, 2001

Commissioner,  
Patent Office Kozo OIKAWA

Certificate No. 2001-3049184

【書類名】 特許願

【整理番号】 0052033

【提出日】 平成13年 1月31日

【あて先】 特許庁長官殿

【国際特許分類】 G06K 9/00

【発明の名称】 確率密度関数を用いたパターン認識装置および方法

【請求項の数】 10

【発明者】

    【住所又は居所】 神奈川県川崎市中原区上小田中4丁目1番1号 富士通株式会社内

    【氏名】 武部 浩明

【特許出願人】

    【識別番号】 000005223

    【氏名又は名称】 富士通株式会社

【代理人】

    【識別番号】 100074099

    【住所又は居所】 東京都千代田区二番町8番地20 二番町ビル3F

    【弁理士】

    【氏名又は名称】 大菅 義之

    【電話番号】 03-3238-0031

【選任した代理人】

    【識別番号】 100067987

    【住所又は居所】 神奈川県横浜市鶴見区北寺尾7-25-28-503

    【弁理士】

    【氏名又は名称】 久木元 彰

    【電話番号】 045-573-3683

【手数料の表示】

    【予納台帳番号】 012542

    【納付金額】 21,000円

【提出物件の目録】

【物件名】 明細書 1

【物件名】 図面 1

【物件名】 要約書 1

【包括委任状番号】 9705047

【プルーフの要否】 要

【書類名】 明細書

【発明の名称】 確率密度関数を用いたパターン認識装置および方法

【特許請求の範囲】

【請求項 1】 パターンの特徴ベクトル空間においてカテゴリ毎に定義された確率密度関数の値に基づいて、認識を行うパターン認識装置であって、

あるパターン集合について、各パターンの特徴ベクトルと各正解カテゴリの平均特徴ベクトルの差分をとることで、差分ベクトルの集合が生成され、該差分ベクトルの集合の自己相関行列を共分散行列とし、未知パターンの特徴ベクトルを平均とするような正規分布を、確率密度関数として用いて、あるカテゴリの確率密度関数の期待値が定義され、該期待値に基づいて該カテゴリの識別関数が定義されたとき、該未知パターンの特徴ベクトルに対する該識別関数の値を計算する計算手段と、

前記識別関数の値に基づいて前記未知パターンの認識を行い、認識結果を出力する認識手段と

を備えることを特徴とするパターン認識装置。

【請求項 2】 前記カテゴリの変動分布に関する共分散行列の固有値および固有ベクトルの情報と、前記正規分布の共分散行列の固有値および固有ベクトルの情報を格納する格納手段をさらに備え、前記計算手段は、該格納手段に格納された情報を用いて、前記識別関数の値を計算することを特徴とする請求項 1 記載のパターン認識装置。

【請求項 3】 文字パターンの特徴ベクトル空間においてカテゴリ毎に定義された確率密度関数の値に基づいて、文字認識を行うパターン認識装置であって、

あるフォントの文字パターン集合について、各文字パターンの特徴ベクトルと各正解カテゴリの平均特徴ベクトルの差分をとることで、差分ベクトルの集合が生成され、該差分ベクトルの集合の自己相関行列を共分散行列とし、該フォントの未知パターンの特徴ベクトルを平均とするような正規分布を、確率密度関数として用いて、あるカテゴリの確率密度関数の期待値が定義され、該期待値に基づいて該カテゴリの識別関数が定義されたとき、該未知パターンの特徴ベクトルに

対する該識別関数の値を計算する計算手段と、

前記識別関数の値に基づいて前記未知パターンの文字認識を行い、認識結果を出力する認識手段と

を備えることを特徴とするパターン認識装置。

【請求項 4】 文字パターンの特徴ベクトル空間においてカテゴリ毎に定義された確率密度関数の値に基づいて、文字認識を行うパターン認識装置であって

、  
ある入力機器により入力された文字パターン集合について、各文字パターンの特徴ベクトルと各正解カテゴリの平均特徴ベクトルの差分をとることで、差分ベクトルの集合が生成され、該差分ベクトルの集合の自己相関行列を共分散行列とし、該入力機器により入力された未知パターンの特徴ベクトルを平均とするような正規分布を、確率密度関数として用いて、あるカテゴリの確率密度関数の期待値が定義され、該期待値に基づいて該カテゴリの識別関数が定義されたとき、該未知パターンの特徴ベクトルに対する該識別関数の値を計算する計算手段と、

前記識別関数の値に基づいて前記未知パターンの文字認識を行い、認識結果を出力する認識手段と

を備えることを特徴とするパターン認識装置。

【請求項 5】 文字パターンの特徴ベクトル空間においてカテゴリ毎に定義された確率密度関数の値に基づいて、文字認識を行うパターン認識装置であって

、  
ある解像度で入力された文字パターン集合について、各文字パターンの特徴ベクトルと各正解カテゴリの平均特徴ベクトルの差分をとることで、差分ベクトルの集合が生成され、該差分ベクトルの集合の自己相関行列を共分散行列とし、該解像度で入力された未知パターンの特徴ベクトルを平均とするような正規分布を、確率密度関数として用いて、あるカテゴリの確率密度関数の期待値が定義され、該期待値に基づいて該カテゴリの識別関数が定義されたとき、該未知パターンの特徴ベクトルに対する該識別関数の値を計算する計算手段と、

前記識別関数の値に基づいて前記未知パターンの文字認識を行い、認識結果を出力する認識手段と

を備えることを特徴とするパターン認識装置。

【請求項 6】 文字パターンの特徴ベクトル空間においてカテゴリ毎に定義された確率密度関数の値に基づいて、文字認識を行うパターン認識装置であって、

あるフォント  $F$  の文字パターン集合について、各文字パターンの特徴ベクトルと各正解カテゴリの平均特徴ベクトルの差分をとることで、差分ベクトルの集合  $D_{SF}$  が生成され、ある入力機器  $I$  により入力された文字パターン集合について、各文字パターンの特徴ベクトルと各正解カテゴリの平均特徴ベクトルの差分をとることで、差分ベクトルの集合  $D_{SI}$  が生成され、ある解像度  $R$  で入力された文字パターン集合について、各文字パターンの特徴ベクトルと各正解カテゴリの平均特徴ベクトルの差分をとることで、差分ベクトルの集合  $D_{SR}$  が生成され、前記特徴ベクトル空間の各点において、該差分ベクトルの集合  $D_{SF}$  の自己相関行列を共分散行列とするような正規分布を確率密度関数として用いて、あるカテゴリの確率密度関数  $f_0$  の期待値  $f_1$  が定義され、各点において、該差分ベクトルの集合  $D_{SI}$  の自己相関行列を共分散行列とするような正規分布を確率密度関数として用いて、該期待値  $f_1$  の期待値  $f_2$  が定義され、各点において、該差分ベクトルの集合  $D_{SR}$  の自己相関行列を共分散行列とするような正規分布を確率密度関数として用いて、該期待値  $f_2$  の期待値  $f_3$  が定義され、該期待値  $f_3$  に基づいて該カテゴリの識別関数が定義されたとき、未知パターンの特徴ベクトルに対する該識別関数の値を計算する計算手段と、

前記識別関数の値に基づいて前記未知パターンの文字認識を行い、認識結果を出力する認識手段と

を備えることを特徴とするパターン認識装置。

【請求項 7】 文字パターンの特徴ベクトル空間においてカテゴリ毎に定義された確率密度関数の値に基づいて、文字認識を行うパターン認識装置であって、

入力文書に含まれる文字パターンの集合であって、カテゴリの確率密度関数の最大値がしきい値よりも大きいような文字パターンの集合について、各文字パターンの特徴ベクトルと各正解カテゴリの平均特徴ベクトルの差分をとることで、



差分ベクトルの集合が生成され、該差分ベクトルの集合の自己相関行列を共分散行列とし、前記入力文書に含まれる対象文字パターンの特徴ベクトルを平均とするような正規分布を、確率密度関数として用いて、あるカテゴリの確率密度関数の期待値が定義され、該期待値に基づいて該カテゴリの識別関数が定義されたとき、該対象文字パターンの特徴ベクトルに対する該識別関数の値を計算する計算手段と、

前記識別関数の値に基づいて前記対象文字パターンの認識を行い、認識結果を出力する認識手段と

を備えることを特徴とするパターン認識装置。

【請求項 8】 パターンの特徴ベクトル空間においてカテゴリ毎に定義された確率密度関数の値に基づいて、パターン認識を行うコンピュータのためのプログラムを記録した記録媒体であって、該プログラムは、

あるパターン集合について、各パターンの特徴ベクトルと各正解カテゴリの平均特徴ベクトルの差分をとることで、差分ベクトルの集合が生成され、該差分ベクトルの集合の自己相関行列を共分散行列とし、未知パターンの特徴ベクトルを平均とするような正規分布を、確率密度関数として用いて、あるカテゴリの確率密度関数の期待値が定義され、該期待値に基づいて該カテゴリの識別関数が定義されたとき、該未知パターンの特徴ベクトルに対する該識別関数の値を計算し、

前記識別関数の値に基づいて前記未知パターンの認識を行い、

認識結果を出力する

処理を前記コンピュータに実行させることを特徴とするコンピュータ読み取り可能な記録媒体。

【請求項 9】 パターンの特徴ベクトル空間においてカテゴリ毎に定義された確率密度関数の値に基づいて、パターン認識を行うコンピュータのためのプログラムであって、

あるパターン集合について、各パターンの特徴ベクトルと各正解カテゴリの平均特徴ベクトルの差分をとることで、差分ベクトルの集合が生成され、該差分ベクトルの集合の自己相関行列を共分散行列とし、未知パターンの特徴ベクトルを平均とするような正規分布を、確率密度関数として用いて、あるカテゴリの確率

密度関数の期待値が定義され、該期待値に基づいて該カテゴリの識別関数が定義されたとき、該未知パターンの特徴ベクトルに対する該識別関数の値を計算し、前記識別関数の値に基づいて前記未知パターンの認識を行い、認識結果を出力する

処理を前記コンピュータに実行させるためのプログラム。

【請求項 1 0】 パターンの特徴ベクトル空間においてカテゴリ毎に定義された確率密度関数の値に基づいて、認識を行うパターン認識方法であって、

あるパターン集合について、各パターンの特徴ベクトルと各正解カテゴリの平均特徴ベクトルの差分をとることで、差分ベクトルの集合を生成し、

前記差分ベクトルの集合の自己相関行列を共分散行列とし、未知パターンの特徴ベクトルを平均とするような正規分布を、確率密度関数として用いて、あるカテゴリの確率密度関数の期待値を求め、

前記期待値に基づいて前記カテゴリの識別関数を求め、

前記未知パターンの特徴ベクトルに対する前記識別関数の値を計算し、

前記識別関数の値に基づいて前記未知パターンの認識を行う

ことを特徴とするパターン認識方法。

【発明の詳細な説明】

【0 0 0 1】

【発明の属する技術分野】

本発明は、認識対象の情報に含まれる文字等のパターンを認識する装置およびその方法に関する。

【0 0 0 2】

【従来の技術】

従来の文字認識における代表的な識別方法は、以下のようなものである。まず、入力された文字パターンから、ある定められた方法によって、数値の組、すなわちベクトルとして特徴を抽出する。つまり、特徴抽出によって、入力パターンは、特徴ベクトル空間内の点に写像される。そして、この入力パターンの特徴ベクトルと、ベクトル空間における各カテゴリの代表点との距離を計算し、最も近いカテゴリを認識結果とする。

## 【0003】

ここで、ベクトル空間における各カテゴリの代表点は、カテゴリ毎に用意された標本パターン特徴ベクトルのベクトル空間における平均である。距離尺度としては、シティブロック距離、ユークリッド距離等が用いられる。

## 【0004】

また、鶴岡らによる“加重方向指数ヒストグラム法による手書き漢字・ひらがな認識”（電子情報通信学会論文誌D, Vol.J70-D, No.7, pp.1390-1397, July 1987）において、単なる距離ではなく、特徴ベクトル空間における各カテゴリの分布を識別に反映させた、疑似ベイズ識別関数（Modified Bayes Discriminant Function）を用いる方法が提案されている。

## 【0005】

これは、標本パターンが正規分布に従い、平均と共分散行列が既知の場合、最適識別関数となるベイズ識別関数を、理論および実装上の問題点を解決するように変形させたものである。これらの問題点とは、共分散行列の固有ベクトルが高次になるほど推定誤差が大きくなること、計算量や記憶容量が膨大に必要なこと等である。入力パターンの特徴ベクトル（ $n$ 次元）を $x$ とすると、カテゴリ $C$ に対するベイズ識別関数 $f_c(x)$ と疑似ベイズ識別関数 $g_c(x)$ は、以下のよう

（1）ベイズ識別関数

$m_c$  : カテゴリ $C$ の平均ベクトル

$\Sigma_c$  : カテゴリ $C$ の共分散行列

## 【0006】

【数1】

$$f_c(x) = (x - m_c)' \Sigma_c^{-1} (x - m_c) + \log |\Sigma_c| \quad (1)$$

## 【0007】

（2）疑似ベイズ識別関数

$\alpha_c^i$  :  $\Sigma_c$  の  $i$  番目の固有値

$v_c^i$  :  $\Sigma_c$  の  $i$  番目の固有値に対応する固有ベクトル

$k$  : 1 以上  $n$  以下の整数

【 0 0 0 8 】

【数 2】

$$g_c(x) = \frac{1}{\alpha_c^{t+1}} \left\{ \|x - m_c\|^2 - \sum_{i=1}^k \left( 1 - \frac{\alpha_c^{t+1}}{\alpha_c^i} \right) ((x - m_c) \cdot v_c^i)^2 \right\} + \log \left( \prod_{i=1}^k \alpha_c^i \cdot \prod_{i=k+1}^n \alpha_c^{t+1} \right) \quad (2)$$

【 0 0 0 9 】

【発明が解決しようとする課題】

しかしながら、上述した従来のパターン認識には、次のような問題がある。

疑似ベイズ識別関数を用いた場合でも、最も標準的なフォントである明朝体に比べて変形の強いフォントや、入出力状況に応じて劣化の激しい文書における文字の認識精度は良くない。また、当然のことながら、変形の強いフォントに対して劣化が加わると、認識精度はさらに低下する。

【 0 0 1 0 】

本発明の課題は、変形の強いフォントや劣化の激しい文書における文字のように、特定の特徴を持つパターンに対して、高精度な認識処理を行うパターン認識装置およびその方法を提供することである。

【 0 0 1 1 】

【課題を解決するための手段】

図 1 は、本発明のパターン認識装置の原理図である。図 1 のパターン認識装置は、計算手段 1 1 と認識手段 1 2 を備え、パターンの特徴ベクトル空間においてカテゴリ毎に定義された確率密度関数の値に基づいて、認識を行う。

【 0 0 1 2 】

計算手段 1 1 は、あるパターン集合について、各パターンの特徴ベクトルと各正解カテゴリの平均特徴ベクトルの差分をとることで、差分ベクトルの集合が生成され、その差分ベクトルの集合の自己相関行列を共分散行列とし、未知パターンの特徴ベクトルを平均とするような正規分布を、確率密度関数として用いて、あるカテゴリの確率密度関数の期待値が定義され、その期待値に基づいてそのカ

テゴリの識別関数が定義されたとき、上記未知パターンの特徴ベクトルに対するその識別関数の値を計算する。

#### 【 0 0 1 3 】

認識手段 1 2 は、その識別関数の値に基づいて上記未知パターンの認識を行い、認識結果を出力する。

差分ベクトルの集合は、パターン集合特有の誤差分布を表していると考えられ、その自己相関行列は誤差分布の情報を含んでいる。この自己相関行列を共分散行列とする正規分布を確率密度関数として用いることにより、誤差分布の情報を反映した期待値が生成される。したがって、この期待値に基づいて定義された識別関数は、パターン集合特有の特徴を反映している。

#### 【 0 0 1 4 】

計算手段 1 1 は、未知パターンの特徴ベクトルに対するこの識別関数の値を計算し、計算結果を認識手段 1 2 に出力する。認識手段 1 2 は、受け取った識別関数の値に基づいて、未知パターンのカテゴリを判定し、判定結果を出力する。

#### 【 0 0 1 5 】

このようなパターン認識装置によれば、パターン集合と同様の特徴を持つ未知パターンに対して、より高精度な認識処理を行うことができる。例えば、変形の強いフォントの文字パターンの集合から差分ベクトルの集合を生成すれば、そのフォントの未知パターンの認識精度が向上し、劣化の激しい文書における文字パターンの集合から差分ベクトルの集合を生成すれば、同じような劣化が見られる未知パターンの認識精度が向上する。

#### 【 0 0 1 6 】

図 1 の計算手段 1 1 と認識手段 1 2 は、例えば、後述する図 6 の C P U（中央処理装置） 3 1 とメモリ 3 2 の組合せに対応する。

#### 【 0 0 1 7 】

#### 【発明の実施の形態】

以下、図面を参照しながら、本発明の実施の形態を詳細に説明する。

本実施形態では、従来の疑似ベイズ識別関数に、フォント特有あるいは劣化による変形特有の情報を付加する方法を採用する。まず、ある入力パターンの集合

が与えられたとき、そのパターン集合の各パターンの特徴ベクトルと、対応する正解カテゴリの平均特徴ベクトルとの差分をとり、得られた差分ベクトルの集合を、そのパターン集合特有の誤差分布と考える。

【 0 0 1 8 】

次に、未知パターンの特徴ベクトル  $x$  が与えられたとき、図 2 に示すように、特徴ベクトル空間内の点  $x$  に関して、上述のパターン集合特有の誤差分布を確率密度関数  $F_e(x)$  とする。そして、あるカテゴリ  $C$  の識別関数の確率密度関数を  $F_c(x)$  として、 $F_c(x)$  の期待値（類似度）を  $F_e(x)$  を用いて求め、得られた期待値に基づいて、そのカテゴリ  $C$  に対する識別関数値を定義する。このとき、 $F_c(x)$  の期待値は、図 2 の領域 2 0 の面積に対応し、次式で与えられる。

【 0 0 1 9 】

【数 3】

$$F_c(x) \text{ の期待値} = \int F_c(x) \cdot F_e(x) dx \quad (3)$$

【 0 0 2 0 】

図 3 は、このような識別関数値を用いた場合のカテゴリの分布の変化を示している。元の識別関数に基づくカテゴリ  $C$  の特徴ベクトルの分布 2 1 と、あるパターン集合特有の誤差分布 2 2 から、新しい分布 2 3 が生成される。

【 0 0 2 1 】

このとき、元の分布 2 1 が未知パターンの特徴ベクトルを含んでいなかったとしても、新しい分布 2 3 はその特徴ベクトルを含むようになり、カテゴリ  $C$  を未知パターンの認識結果として採用することが可能になる。したがって、未知パターンが、誤差分布 2 2 に対応するパターン集合と同様の特徴を持っている場合、未知パターンの認識精度が向上する。

【 0 0 2 2 】

次に、新たな識別関数の求め方をより詳細に説明する。まず、平均  $m_1$ 、共分散行列  $\Sigma_1$  の正規分布を、平均  $m_2$ 、共分散行列  $\Sigma_2$  の正規分布の重みをつけて

総和した関数  $q(m_1, m_2, \Sigma_1, \Sigma_2)$  は、次式により与えられる。

【 0 0 2 3 】

【数 4】

$$\begin{aligned} q(m_1, m_2, \Sigma_1, \Sigma_2) &= \int_{x'} \frac{1}{(2\pi)^{\frac{d}{2}} |\Sigma_1|^{\frac{1}{2}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x - m_1)' \Sigma_1^{-1} (x - m_1) \right\} \cdot \frac{1}{(2\pi)^{\frac{d}{2}} |\Sigma_2|^{\frac{1}{2}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x - m_2)' \Sigma_2^{-1} (x - m_2) \right\} dx \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{d}{2}} |\Sigma_1|^{\frac{1}{2}} |\Sigma_2|^{\frac{1}{2}} |\Sigma_1^{-1} + \Sigma_2^{-1}|^{\frac{1}{2}}} \exp \left( -\frac{1}{2} K \right) \quad (4) \end{aligned}$$

【 0 0 2 4 】

ただし、

【 0 0 2 5 】

【数 5】

$$K = m_1' \Sigma_1^{-1} m_1 + m_2' \Sigma_2^{-1} m_2 - (\Sigma_1^{-1} m_1 + \Sigma_2^{-1} m_2)' (\Sigma_1^{-1} + \Sigma_2^{-1})^{-1} (\Sigma_1^{-1} m_1 + \Sigma_2^{-1} m_2) \quad (5)$$

【 0 0 2 6 】

である。

この  $q(m_1, m_2, \Sigma_1, \Sigma_2)$  を用いて、新たな識別関数  $\phi_c(x)$  は以下のように定義できる。

$x$  : 入力パターンの特徴ベクトル ( $n$  次元)

$m_c$  : カテゴリ  $C$  の平均ベクトル

$\Sigma_c$  : カテゴリ  $C$  の共分散行列

$\Sigma$  : パターン集合の誤差分布に関する共分散行列

$$\phi_c(x) = -2 \log q(m_c, x, \Sigma_c, \Sigma) \quad (6)$$

ここで、 $q(m_c, x, \Sigma_c, \Sigma)$  は、(3) 式の期待値に対応する。この  $\phi$

$c$  (x) から定数項を除くと、次のような識別関数  $\Phi_c$  (x) が得られる。

【0027】

【数6】

$$\begin{aligned}\Phi_c(x) &= m'_c \Sigma_c^{-1} m_c - (\Sigma^{-1} x + \Sigma_c^{-1} m_c)' (\Sigma^{-1} + \Sigma_c^{-1})^{-1} (\Sigma^{-1} x + \Sigma_c^{-1} m_c) + \log |\Sigma_c| + \log |\Sigma^{-1} + \Sigma_c^{-1}| \\ &= (x - m_c)' (\Sigma + \Sigma_c)^{-1} (x - m_c) + \log |\Sigma + \Sigma_c| \quad (7)\end{aligned}$$

【0028】

この  $\Phi_c$  (x) は、(1) 式のベイズ識別関数  $f_c$  (x) において、 $\Sigma_c$  を  $\Sigma + \Sigma_c$  に置き換えたものに等しい。そして、ベイズ識別から疑似ベイズ識別への移行と同様にして、次のような識別関数  $\Psi_c$  (x) を新たに定義する。

$\gamma_c^i$  :  $\Sigma + \Sigma_c$  の  $i$  番目の固有値

$z_c^i$  :  $\Sigma + \Sigma_c$  の  $i$  番目の固有値に対応する固有ベクトル

$l$  : 1 以上  $n$  以下の整数

【0029】

【数7】

$$\Psi_c(x) = \frac{1}{\gamma_c^{l+1}} \left\{ \|x - m_c\|^2 - \sum_{i=1}^l \left( 1 - \frac{\gamma_c^{i+1}}{\gamma_c^i} \right) ((x - m_c) \cdot z_c^i)^2 \right\} + \log \left( \prod_{i=1}^l \gamma_c^i \cdot \prod_{i=l+1}^n \gamma_c^{i+1} \right) \quad (8)$$

【0030】

ここで、 $\gamma_c^i$  と  $z_c^i$  を求めるべきであるが、カテゴリ毎にすべての固有値と固有ベクトルを求めているのは、処理時間が膨大になる。そこで、 $\Sigma$  と  $\Sigma_c$  のそれぞれの固有値と固有ベクトルのうち、固有値の大きい順に上位のものを求め、それらの固有値と固有ベクトルだけを用いて、 $\Sigma + \Sigma_c$  の固有値と固有ベクトルの近似値を高速に求めることにする。

【0031】

以下では、簡単のためにカテゴリの添え字  $C$  を省略して、 $\gamma_c^i$  と  $z_c^i$  をそれぞれ  $\gamma_i$  と  $z_i$  と記すことにする。このとき、 $\gamma_i$  と  $n$  次元ベクトル  $z_i$  ( $i = 1$



, 2, . . . , 1) は、次のようにして求められる。

<固有値・固有ベクトルの計算アルゴリズム>

まず、共分散行列  $\Sigma_c$  の上位  $s$  個の固有値を  $\alpha_1 \geq \alpha_2 \geq \dots \geq \alpha_s$  ( $s \leq 1$ ) とし、それらに対応する固有ベクトルを  $v_1, v_2, \dots, v_s$  とする。また、共分散行列  $\Sigma$  の上位  $t$  個の固有値を  $\beta_1 \geq \beta_2 \geq \dots \geq \beta_t$  ( $t \leq 1, 1 \leq s+t$ ) とし、それらに対応する固有ベクトルを  $w_1, w_2, \dots, w_t$  とする。そして、以下に示すように、 $v_1, v_2, \dots, v_s$  で張られる部分ベクトル空間を  $V$  とし、 $w_1, w_2, \dots, w_t$  で張られる部分ベクトル空間を  $W$  とし、 $V$  と  $W$  の和空間を  $U$  とする。

$$V = \{v_1, v_2, \dots, v_s\} \quad (9)$$

$$W = \{w_1, w_2, \dots, w_t\} \quad (10)$$

$$U = V + W \quad (11)$$

ここで、グラム・シュミットの直交化によって、次式を満たすような  $n$  次元ベクトルベクトル  $w'_1, w'_2, \dots, w'_u$  ( $s+u=1$ ) および  $v'_1, v'_2, \dots, v'_v$  ( $t+v=1$ ) を求める。

$$\begin{aligned} U &= \{v_1, v_2, \dots, v_s, w'_1, w'_2, \dots, w'_u\} \\ &= \{v'_1, v'_2, \dots, v'_v, w_1, w_2, \dots, w_t\} \end{aligned} \quad (12)$$

そして、行列  $V_W, W_V, A$ 、および  $B$  を、次のように定義する。

$$V_W = (v_1 \ v_2 \ \dots \ v_s \ w'_1 \ w'_2 \ \dots \ w'_u) \quad (13)$$

$$W_V = (w_1 \ w_2 \ \dots \ w_t \ v'_1 \ v'_2 \ \dots \ v'_v) \quad (14)$$

[0032]

【数 8】

$$A = \begin{pmatrix} \alpha_1 & & & & \\ & \alpha_2 & & & \\ & & \ddots & & \\ & & & \alpha_t & \\ & & & & \alpha \\ & & & & & \alpha \\ & & & & & & \ddots \\ & & & & & & & \alpha \end{pmatrix} \quad (15)$$

$$B = \begin{pmatrix} \beta_1 & & & & \\ & \beta_2 & & & \\ & & \ddots & & \\ & & & \beta_t & \\ & & & & \beta \\ & & & & & \beta \\ & & & & & & \ddots \\ & & & & & & & \beta \end{pmatrix} \quad (16)$$

【0033】

ただし、 $\alpha$  ( $=\alpha_{s+1}$ ) と  $\beta$  ( $=\beta_{t+1}$ ) は既知であるものとする。ここで、 $W_V$  は、ある直交行列  $P$  を用いて、 $W_V = V_W P$  と表される。そこで、 $U$  内で  $\Sigma + \Sigma_c$  の固有値を求めるために行列  $A + P B P^t$  を考え、以下に示すように、この行列を対角化して、対角成分を  $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_{s+u}$  ( $\gamma_{s+u} = \gamma_1$ ) とする。

$$A + P B P^t = X \Gamma X^t \quad (17)$$

$$X = (x_1 \ x_2 \ \dots \ x_{s+u}) \quad (18)$$

【0034】

【数 9】

$$\Gamma = \begin{pmatrix} \gamma_1 & & & \\ & \gamma_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \gamma_{s+u} \end{pmatrix} \quad (19)$$

【0 0 3 5】

そして、次式により  $z_1, z_2, \dots, z_{s+u}$  ( $z_{s+u} = z_1$ ) を求める。

$$(z_1 \ z_2 \ \dots \ z_{s+u}) = V_W X \quad (20)$$

次に、図 4 および図 5 を参照しながら、(8) 式の識別関数を用いたパターン認識処理の具体例を説明する。

【0 0 3 6】

例えば、入力機器により入力された文書画像の文字を認識する場合、入力文書のフォントの種類を  $F$  とし、入力機器の種類を  $I$  とし、文書画像の解像度を  $R$  とし、次の 3 つの文字パターン集合をあらかじめ用意しておく。

$S_F$  : フォント  $F$  の文字パターンの集合

$S_I$  : 入力機器  $I$  により入力された文字パターンの集合

$S_R$  : 解像度  $R$  で入力された文字パターンの集合

次に、文字パターン集合毎に、各特徴ベクトルと各正解文字のカテゴリ（正解カテゴリ）の平均特徴ベクトルとの差分をとり、得られた差分ベクトルの集合を、それぞれ  $D_{SF}$ 、 $D_{SI}$ 、 $D_{SR}$  とする。

【0 0 3 7】

ここで、フォント  $F$  の未知パターンの文字認識を行う場合、その未知パターンの特徴ベクトル  $x$  を平均とし、差分ベクトルの集合  $D_{SF}$  の自己相関行列を共分散行列とするような正規分布を、確率密度関数として用いて、カテゴリ  $C$  の確率密度関数の期待値を求める。そして、その期待値に基づいて (8) 式の識別関数を求め、未知パターンの特徴ベクトルに対する識別関数の値を計算して、文字認識

を行う。

【 0 0 3 8 】

また、入力機器 I により入力された未知パターンの文字認識を行う場合、その未知パターンの特徴ベクトル  $x$  を平均とし、差分ベクトルの集合  $D_{SI}$  の自己相関行列を共分散行列とするような正規分布を、確率密度関数として用いて、カテゴリ C の確率密度関数の期待値を求める。

【 0 0 3 9 】

また、解像度 R で入力された未知パターンの文字認識を行う場合、その未知パターンの特徴ベクトル  $x$  を平均とし、差分ベクトルの集合  $D_{SR}$  の自己相関行列を共分散行列とするような正規分布を、確率密度関数として用いて、カテゴリ C の確率密度関数の期待値を求める。

【 0 0 4 0 】

また、これらの 3 つの差分ベクトルの集合を組み合わせて用いる場合、まず、特徴ベクトル空間の各点  $x$  において、 $D_{SF}$  の自己相関行列を共分散行列とするような正規分布を確率密度関数として、カテゴリ C の確率密度関数  $f_0(x)$  の期待値  $f_1(x)$  を求める。

【 0 0 4 1 】

次に、各点  $x$  において、 $D_{SI}$  の自己相関行列を共分散行列とするような正規分布を確率密度関数として、 $f_1(x)$  の期待値  $f_2(x)$  を求める。さらに、各点  $x$  において、 $D_{SR}$  の自己相関行列を共分散行列とするような正規分布を確率密度関数として、 $f_2(x)$  の期待値  $f_3(x)$  を求め、この  $f_3(x)$  をカテゴリ C の新たな確率密度関数とする。

【 0 0 4 2 】

この場合、(6) 式の  $q(m_c, x, \Sigma_c, \Sigma)$  を  $f_3(x)$  に置き換えることで、対応する識別関数  $\Psi_c(x)$  が得られる。

ここでは、3 つの文字パターン集合  $S_F$ 、 $S_I$ 、 $S_R$  を用いているが、一般には、1 つ以上の任意の個数の文字パターン集合を用いて、それらの誤差分布を識別関数に反映することができる。また、期待値の計算において、必ずしも誤差分布の情報を  $D_{SF}$ 、 $D_{SI}$ 、 $D_{SR}$  の順に用いる必要はなく、これらは任意の順序で用

いることができる。

【 0 0 4 3 】

図 4 は、このような 3 つの文字パターン集合を用いた文字認識処理のフローチャートである。パターン認識装置は、まず、認識対象文書の入力に用いられた機器の情報を取得する（ステップ S 1）。想定される機器としては、スキャナ、デジタルカメラ、ファクシミリ装置等がある。パターン認識装置は、例えば、画像を解析して自動的に機器の種類を判断したり、ユーザに機器の種類を入力させることにより、この情報を取得する。

【 0 0 4 4 】

次に、取得した情報に基づき、あらかじめ記憶された誤差分布の情報の中から、入力機器に対応する誤差分布の情報を取得する（ステップ S 2）。具体的には、 $D_{SI}$  に対応する共分散行列の上位  $m_1$  個の固有値・固有ベクトルが、誤差分布の情報として取り出される。

【 0 0 4 5 】

次に、認識対象文書の画像の解像度に関する情報を取得する（ステップ S 3）。解像度としては、例えば、157 ドット／cm、118 ドット／cm、79 ドット／cm 等が用いられる。パターン認識装置は、例えば、画像を解析して自動的に解像度を判断したり、ユーザに解像度を入力させることにより、この情報を取得する。

【 0 0 4 6 】

次に、取得した情報に基づき、記憶された誤差分布の情報の中から、解像度に対応する誤差分布の情報を取得する（ステップ S 4）。具体的には、 $D_{SR}$  に対応する共分散行列の上位  $m_2$  個の固有値・固有ベクトルが取り出される。

【 0 0 4 7 】

次に、認識対象文書のフォントの種類に関する情報を取得する（ステップ S 5）。フォントとしては、例えば、細明朝、中明朝、太明朝、細ゴシック、中ゴシック、太ゴシック、楷書書体等が用いられる。パターン認識装置は、例えば、画像を解析して自動的にフォントの種類を判断したり、ユーザにフォントの種類を入力させることにより、この情報を取得する。

## 【 0 0 4 8 】

次に、取得した情報に基づき、記憶された誤差分布の情報の中から、フォントの種類に対応する誤差分布の情報を取得する（ステップ S 6）。具体的には、 $D_{SF}$ に対応する共分散行列の上位  $m_3$  個の固有値・固有ベクトルが取り出される。

## 【 0 0 4 9 】

次に、各カテゴリの変動分布に関する共分散行列の上位  $m_0$  個の固有値・固有ベクトルと、ステップ S 2、S 4、および S 6 で取得した固有値・固有ベクトルに対して、上述の固有値・固有ベクトルの計算アルゴリズムを繰り返し適用することにより、各カテゴリの新たな固有値・固有ベクトルを算出する（ステップ S 7）。

## 【 0 0 5 0 】

次に、得られた固有値・固有ベクトルを用いて（8）式の識別関数値を計算し、疑似ベイズ識別を行う（ステップ S 8）。そして、識別により得られた認識結果を出力する。

## 【 0 0 5 1 】

図 4 の文字認識処理では、あらかじめ用意された文字パターン集合を用いて誤差分布を生成しているが、入力された認識対象文書に基づいて文字パターン集合を動的に生成することも可能である。

## 【 0 0 5 2 】

この場合、ある入力文書  $D$  に含まれる文字パターンの集合  $S_D$  の各文字パターンについて、すべてのカテゴリに対する確率密度関数値を求め、それらの確率密度関数値のうちの最大値があるしきい値よりも大きいような文字パターンを、正解文字が存在する文字パターンとして抽出する。次に、抽出された文字パターンの集合に対して、各特徴ベクトルと各正解カテゴリの平均との差分をとり、得られた差分ベクトルの集合を  $D_{SD}$  とする。

## 【 0 0 5 3 】

そして、文字パターン集合  $S_D$  のある文字パターンを対象として、その特徴ベクトル  $x$  を平均とし、 $D_{SD}$  の自己相関行列を共分散行列とするような正規分布を確率密度関数として、カテゴリ  $C$  の確率密度関数の期待値を求め、得られた期待

値に基づいて  $x$  に対するカテゴリ  $C$  の識別関数値を求める。

【 0 0 5 4 】

図 5 は、このような文字認識処理のフローチャートである。パターン認識装置は、まず、任意の方法により認識対象文書を文字認識する（ステップ S 1 1）。この文字認識では、シティブロック距離やユークリッド距離を用いてもよく、疑似ベイズ識別関数を用いてもよい。

【 0 0 5 5 】

次に、認識結果に基づき、正解文字のカテゴリを推定する（ステップ S 1 2）。推定方法としては、認識距離値があるしきい値以下の文字を正解としてもよく、認識確信度を求め、それがああるしきい値以上の文字を正解としてもよい。

【 0 0 5 6 】

次に、推定された正解文字に関する誤差分布の共分散行列を計算し（ステップ S 1 3）、その共分散行列の固有値・固有ベクトルを計算して、上位  $m$  個を選択する（ステップ S 1 4）。

【 0 0 5 7 】

次に、各カテゴリの変動分布に関する共分散行列の上位  $m_0$  個の固有値・固有ベクトルと、ステップ S 1 4 で取得した固有値・固有ベクトルに対して、上述の固有値・固有ベクトルの計算アルゴリズムを適用することにより、各カテゴリの新たな固有値・固有ベクトルを算出する（ステップ S 1 5）。

【 0 0 5 8 】

次に、得られた固有値・固有ベクトルを用いて（8）式の識別関数値を計算し、疑似ベイズ識別を行う（ステップ S 1 6）。そして、識別により得られた認識結果を出力する。このとき、もう一度、すべての文字パターンについて識別関数値を計算し直してもよく、正解ではないと推定した文字だけについて識別関数値を計算し直してもよい。正解ではない文字とは、例えば、距離値がしきい値より大きな文字や、確信度がしきい値より小さな文字に対応する。

【 0 0 5 9 】

図 1 のパターン認識装置は、例えば、図 6 に示すような情報処理装置（コンピュータ）を用いて構成される。図 6 の情報処理装置は、CPU（中央処理装置）

3 1、メモリ 3 2、入力装置 3 3、出力装置 3 4、外部記憶装置 3 5、媒体駆動装置 3 6、ネットワーク接続装置 3 7、および入力機器 3 8を備え、それらはバス 3 9により互いに接続されている。

【 0 0 6 0 】

メモリ 3 2は、例えば、ROM、RAM等を含み、処理に用いられるプログラムとデータを格納する。CPU 3 1は、メモリ 3 2を利用してプログラムを実行することにより、必要な処理を行う。

【 0 0 6 1 】

入力装置 3 3は、例えば、キーボード、ポインティングデバイス、タッチパネル等であり、ユーザからの指示や情報の入力に用いられる。出力装置 3 4は、例えば、ディスプレイ装置、スピーカ、プリンタ等であり、ユーザへの問い合わせや処理結果を出力する。

【 0 0 6 2 】

外部記憶装置 3 5は、例えば、磁気ディスク装置、光ディスク装置、光磁気ディスク装置、テープ装置等である。情報処理装置は、この外部記憶装置 3 5に、上述のプログラムとデータを保存しておき、必要に応じて、それらをメモリ 3 2にロードして使用する。例えば、各カテゴリの変動分布に関する共分散行列の固有値・固有ベクトルと、差分ベクトルの集合に対応する共分散行列の固有値・固有ベクトルが、データとして外部記憶装置 3 5に格納される。

【 0 0 6 3 】

媒体駆動装置 3 6は、可搬記録媒体 4 0を駆動し、その記録内容にアクセスする。可搬記録媒体 4 0としては、メモ리카ード、フロッピーディスク、CD-ROM (Compact Disk Read Only Memory)、光ディスク、光磁気ディスク等、任意のコンピュータ読み取り可能な記録媒体が用いられる。ユーザは、この可搬記録媒体 4 0に上述のプログラムとデータを格納しておき、必要に応じて、それらをメモリ 3 2にロードして使用する。

【 0 0 6 4 】

ネットワーク接続装置 3 7は、LAN (Local Area Network) 等の任意の通信ネットワークに接続され、通信に伴うデータ変換を行う。また、情報処理装置は



、上述のプログラムとデータをネットワーク接続装置 3 7 を介して、サーバ等の他の装置から受け取り、必要に応じて、それらをメモリ 3 2 にロードして使用する。

#### 【 0 0 6 5 】

入力機器 3 8 は、例えば、スキャナ、デジタルカメラ、ファクシミリ装置等であり、認識対象画像等の情報を入力する。

図 7 は、図 6 の情報処理装置にプログラムとデータを供給することのできるコンピュータ読み取り可能な記録媒体を示している。可搬記録媒体 4 0 やサーバ 4 1 のデータベース 4 2 に保存されたプログラムとデータは、メモリ 3 2 にロードされる。このとき、サーバ 4 1 は、プログラムとデータを搬送する搬送信号を生成し、ネットワーク上の任意の伝送媒体を介して、情報処理装置に送信する。そして、CPU 3 1 は、そのデータを用いてそのプログラムを実行し、必要な処理を行う。

#### 【 0 0 6 6 】

以上説明した実施形態では、主として文字認識を行う例について説明したが、本発明は、特徴ベクトル空間においてカテゴリ毎に確率密度関数が定義できる任意のパターン認識に適用することができる。例えば、文書画像に含まれる罫線、図・写真の画像に含まれる物体の形状や色等のパターンを認識する処理にも適用可能である。さらに、認識対象の情報は、画像のみに限られず、音声のように、時系列に入力される情報であってもよい。

#### 【 0 0 6 7 】

(付記 1) パターンの特徴ベクトル空間においてカテゴリ毎に定義された確率密度関数の値に基づいて、認識を行うパターン認識装置であって、

あるパターン集合について、各パターンの特徴ベクトルと各正解カテゴリの平均特徴ベクトルの差分をとることで、差分ベクトルの集合が生成され、該差分ベクトルの集合の自己相関行列を共分散行列とし、未知パターンの特徴ベクトルを平均とするような正規分布を、確率密度関数として用いて、あるカテゴリの確率密度関数の期待値が定義され、該期待値に基づいて該カテゴリの識別関数が定義されたとき、該未知パターンの特徴ベクトルに対する該識別関数の値を計算する

計算手段と、

前記識別関数の値に基づいて前記未知パターンの認識を行い、認識結果を出力する認識手段と

を備えることを特徴とするパターン認識装置。

(付記 2) 前記カテゴリの変動分布に関する共分散行列の固有値および固有ベクトルの情報と、前記正規分布の共分散行列の固有値および固有ベクトルの情報を格納する格納手段をさらに備え、前記計算手段は、該格納手段に格納された情報を用いて、前記識別関数の値を計算することを特徴とする付記 1 記載のパターン認識装置。

(付記 3) 文字パターンの特徴ベクトル空間においてカテゴリ毎に定義された確率密度関数の値に基づいて、文字認識を行うパターン認識装置であって、

あるフォントの文字パターン集合について、各文字パターンの特徴ベクトルと各正解カテゴリの平均特徴ベクトルの差分をとることで、差分ベクトルの集合が生成され、該差分ベクトルの集合の自己相関行列を共分散行列とし、該フォントの未知パターンの特徴ベクトルを平均とするような正規分布を、確率密度関数として用いて、あるカテゴリの確率密度関数の期待値が定義され、該期待値に基づいて該カテゴリの識別関数が定義されたとき、該未知パターンの特徴ベクトルに対する該識別関数の値を計算する計算手段と、

前記識別関数の値に基づいて前記未知パターンの文字認識を行い、認識結果を出力する認識手段と

を備えることを特徴とするパターン認識装置。

(付記 4) 文字パターンの特徴ベクトル空間においてカテゴリ毎に定義された確率密度関数の値に基づいて、文字認識を行うパターン認識装置であって、

ある入力機器により入力された文字パターン集合について、各文字パターンの特徴ベクトルと各正解カテゴリの平均特徴ベクトルの差分をとることで、差分ベクトルの集合が生成され、該差分ベクトルの集合の自己相関行列を共分散行列とし、該入力機器により入力された未知パターンの特徴ベクトルを平均とするような正規分布を、確率密度関数として用いて、あるカテゴリの確率密度関数の期待値が定義され、該期待値に基づいて該カテゴリの識別関数が定義されたとき、該

未知パターンの特徴ベクトルに対する該識別関数の値を計算する計算手段と、

前記識別関数の値に基づいて前記未知パターンの文字認識を行い、認識結果を出力する認識手段と

を備えることを特徴とするパターン認識装置。

(付記 5) 文字パターンの特徴ベクトル空間においてカテゴリ毎に定義された確率密度関数の値に基づいて、文字認識を行うパターン認識装置であって、

ある解像度で入力された文字パターン集合について、各文字パターンの特徴ベクトルと各正解カテゴリの平均特徴ベクトルの差分をとることで、差分ベクトルの集合が生成され、該差分ベクトルの集合の自己相関行列を共分散行列とし、該解像度で入力された未知パターンの特徴ベクトルを平均とするような正規分布を、確率密度関数として用いて、あるカテゴリの確率密度関数の期待値が定義され、該期待値に基づいて該カテゴリの識別関数が定義されたとき、該未知パターンの特徴ベクトルに対する該識別関数の値を計算する計算手段と、

前記識別関数の値に基づいて前記未知パターンの文字認識を行い、認識結果を出力する認識手段と

を備えることを特徴とするパターン認識装置。

(付記 6) 文字パターンの特徴ベクトル空間においてカテゴリ毎に定義された確率密度関数の値に基づいて、文字認識を行うパターン認識装置であって、

あるフォント  $F$  の文字パターン集合について、各文字パターンの特徴ベクトルと各正解カテゴリの平均特徴ベクトルの差分をとることで、差分ベクトルの集合  $D_{SF}$  が生成され、ある入力機器  $I$  により入力された文字パターン集合について、各文字パターンの特徴ベクトルと各正解カテゴリの平均特徴ベクトルの差分をとることで、差分ベクトルの集合  $D_{SI}$  が生成され、ある解像度  $R$  で入力された文字パターン集合について、各文字パターンの特徴ベクトルと各正解カテゴリの平均特徴ベクトルの差分をとることで、差分ベクトルの集合  $D_{SR}$  が生成され、前記特徴ベクトル空間の各点において、該差分ベクトルの集合  $D_{SF}$  の自己相関行列を共分散行列とするような正規分布を確率密度関数として用いて、あるカテゴリの確率密度関数  $f_0$  の期待値  $f_1$  が定義され、各点において、該差分ベクトルの集合  $D_{SI}$  の自己相関行列を共分散行列とするような正規分布を確率密度関数として用

いて、該期待値  $f_1$  の期待値  $f_2$  が定義され、各点において、該差分ベクトルの集合  $D_{SR}$  の自己相関行列を共分散行列とするような正規分布を確率密度関数として用いて、該期待値  $f_2$  の期待値  $f_3$  が定義され、該期待値  $f_3$  に基づいて該カテゴリの識別関数が定義されたとき、未知パターンの特徴ベクトルに対する該識別関数の値を計算する計算手段と、

前記識別関数の値に基づいて前記未知パターンの文字認識を行い、認識結果を出力する認識手段と

を備えることを特徴とするパターン認識装置。

(付記 7) 文字パターンの特徴ベクトル空間においてカテゴリ毎に定義された確率密度関数の値に基づいて、文字認識を行うパターン認識装置であって、

入力文書に含まれる文字パターンの集合であって、カテゴリの確率密度関数の最大値がしきい値よりも大きいような文字パターンの集合について、各文字パターンの特徴ベクトルと各正解カテゴリの平均特徴ベクトルの差分をとることで、差分ベクトルの集合が生成され、該差分ベクトルの集合の自己相関行列を共分散行列とし、前記入力文書に含まれる対象文字パターンの特徴ベクトルを平均とするような正規分布を、確率密度関数として用いて、あるカテゴリの確率密度関数の期待値が定義され、該期待値に基づいて該カテゴリの識別関数が定義されたとき、該対象文字パターンの特徴ベクトルに対する該識別関数の値を計算する計算手段と、

前記識別関数の値に基づいて前記対象文字パターンの認識を行い、認識結果を出力する認識手段と

を備えることを特徴とするパターン認識装置。

(付記 8) パターンの特徴ベクトル空間においてカテゴリ毎に定義された確率密度関数の値に基づいて、パターン認識を行うコンピュータのためのプログラムを記録した記録媒体であって、該プログラムは、

あるパターン集合について、各パターンの特徴ベクトルと各正解カテゴリの平均特徴ベクトルの差分をとることで、差分ベクトルの集合が生成され、該差分ベクトルの集合の自己相関行列を共分散行列とし、未知パターンの特徴ベクトルを平均とするような正規分布を、確率密度関数として用いて、あるカテゴリの確率

密度関数の期待値が定義され、該期待値に基づいて該カテゴリの識別関数が定義されたとき、該未知パターンの特徴ベクトルに対する該識別関数の値を計算し、

前記識別関数の値に基づいて前記未知パターンの認識を行い、

認識結果を出力する

処理を前記コンピュータに実行させることを特徴とするコンピュータ読み取り可能な記録媒体。

(付記 9) パターンの特徴ベクトル空間においてカテゴリ毎に定義された確率密度関数の値に基づいて、パターン認識を行うコンピュータのためのプログラムであって、

あるパターン集合について、各パターンの特徴ベクトルと各正解カテゴリの平均特徴ベクトルの差分をとることで、差分ベクトルの集合が生成され、該差分ベクトルの集合の自己相関行列を共分散行列とし、未知パターンの特徴ベクトルを平均とするような正規分布を、確率密度関数として用いて、あるカテゴリの確率密度関数の期待値が定義され、該期待値に基づいて該カテゴリの識別関数が定義されたとき、該未知パターンの特徴ベクトルに対する該識別関数の値を計算し、

前記識別関数の値に基づいて前記未知パターンの認識を行い、

認識結果を出力する

処理を前記コンピュータに実行させるためのプログラム。

(付記 10) パターンの特徴ベクトル空間においてカテゴリ毎に定義された確率密度関数の値に基づいて、パターン認識を行うコンピュータに、プログラムを搬送する搬送信号であって、該プログラムは、

あるパターン集合について、各パターンの特徴ベクトルと各正解カテゴリの平均特徴ベクトルの差分をとることで、差分ベクトルの集合が生成され、該差分ベクトルの集合の自己相関行列を共分散行列とし、未知パターンの特徴ベクトルを平均とするような正規分布を、確率密度関数として用いて、あるカテゴリの確率密度関数の期待値が定義され、該期待値に基づいて該カテゴリの識別関数が定義されたとき、該未知パターンの特徴ベクトルに対する該識別関数の値を計算し、

前記識別関数の値に基づいて前記未知パターンの認識を行い、

認識結果を出力する

処理を前記コンピュータに実行させることを特徴とする搬送信号。

(付記 1 1) パターンの特徴ベクトル空間においてカテゴリ毎に定義された確率密度関数の値に基づいて、認識を行うパターン認識方法であって、

あるパターン集合について、各パターンの特徴ベクトルと各正解カテゴリの平均特徴ベクトルの差分をとることで、差分ベクトルの集合を生成し、

前記差分ベクトルの集合の自己相関行列を共分散行列とし、未知パターンの特徴ベクトルを平均とするような正規分布を、確率密度関数として用いて、あるカテゴリの確率密度関数の期待値を求め、

前記期待値に基づいて前記カテゴリの識別関数を求め、

前記未知パターンの特徴ベクトルに対する前記識別関数の値を計算し、

前記識別関数の値に基づいて前記未知パターンの認識を行うことを特徴とするパターン認識方法。

【 0 0 6 8 】

【発明の効果】

本発明によれば、従来の方法では認識精度が著しく低かった認識対象に対しても、高精度なパターン認識を行うことができるようになる。例えば、文字認識の場合、最も標準的なフォントである明朝体に比べて変形の強いフォント、入出力状況に応じて劣化の激しい文書における文字、変形の強いフォントに対して劣化が加わった文字等の認識精度が向上する。

【図面の簡単な説明】

【図 1】

本発明のパターン認識装置の原理図である。

【図 2】

識別関数値の生成を示す図である。

【図 3】

カテゴリの分布の変化を示す図である。

【図 4】

第 1 の文字認識処理のフローチャートである。

【図 5】

第 2 の文字認識処理のフローチャートである。

【図 6】

情報処理装置の構成図である。

【図 7】

記録媒体を示す図である。

【符号の説明】

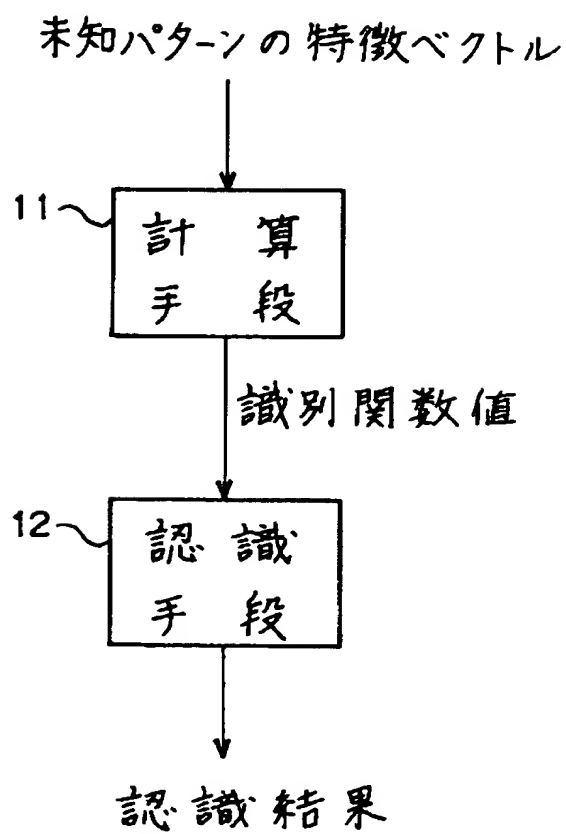
- 1 1 計算手段
- 1 2 認識手段
- 2 0 領域
- 2 1、2 2、2 3 分布
- 3 1 C P U
- 3 2 メモリ
- 3 3 入力装置
- 3 4 出力装置
- 3 5 外部記憶装置
- 3 6 媒体駆動装置
- 3 7 ネットワーク接続装置
- 3 8 入力機器
- 3 9 バス
- 4 0 可搬記録媒体
- 4 1 サーバ
- 4 2 データベース

【書類名】

図面

【図 1】

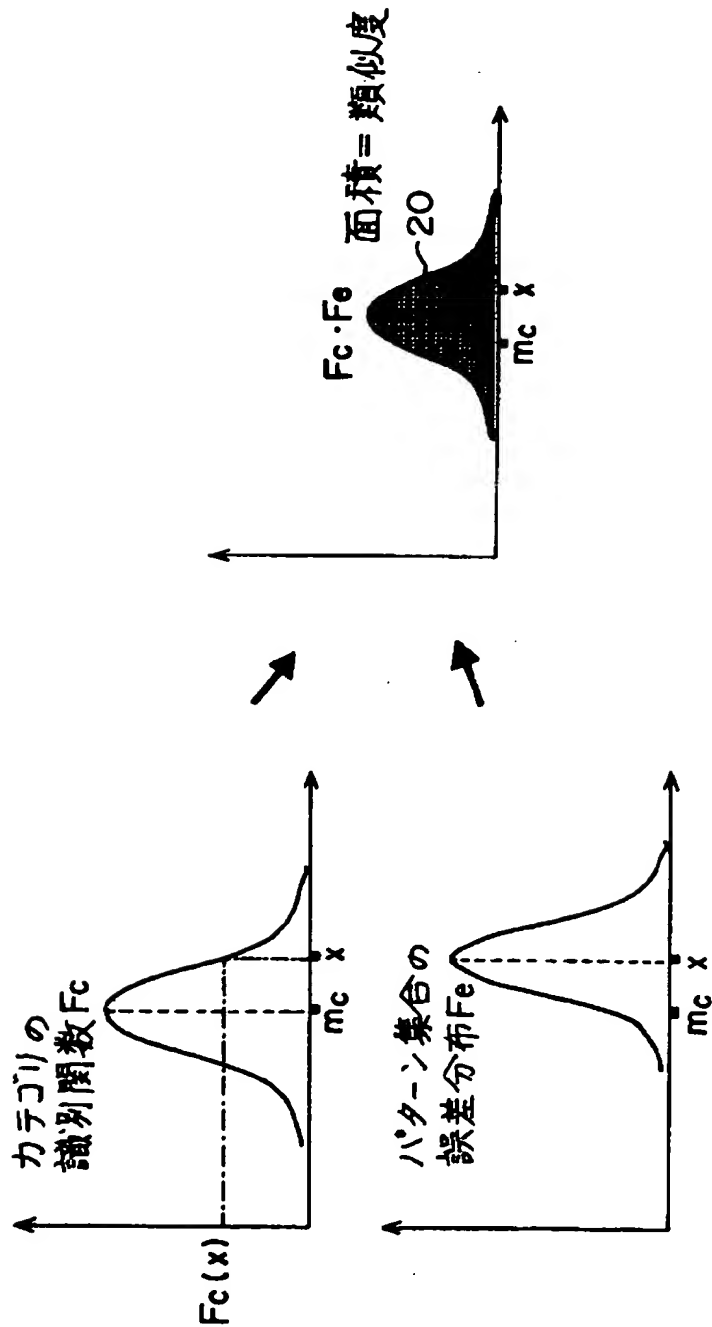
# 本発明の原理図





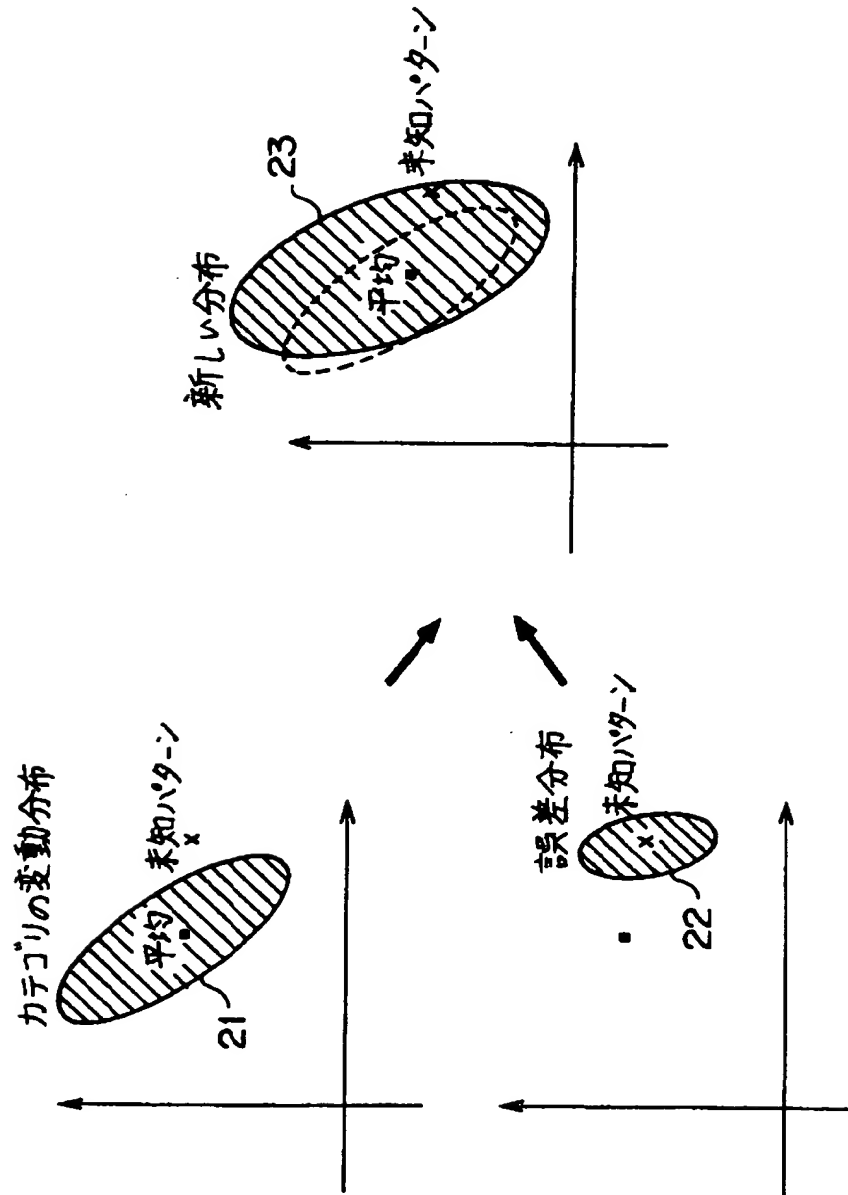
【図2】

識別関数値の生成を示す図



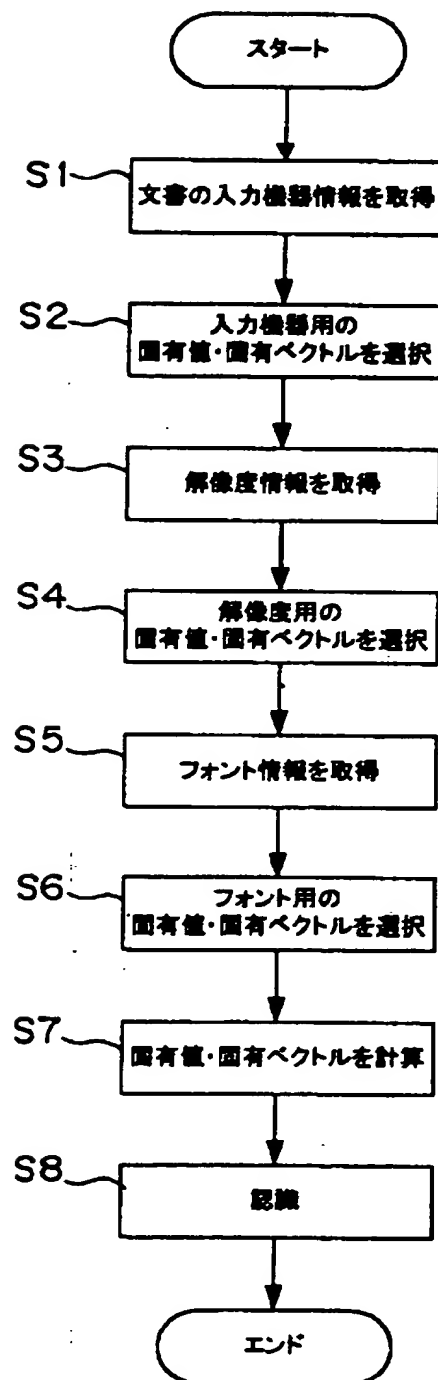
【図3】

カテゴリの分布の変化を示す図



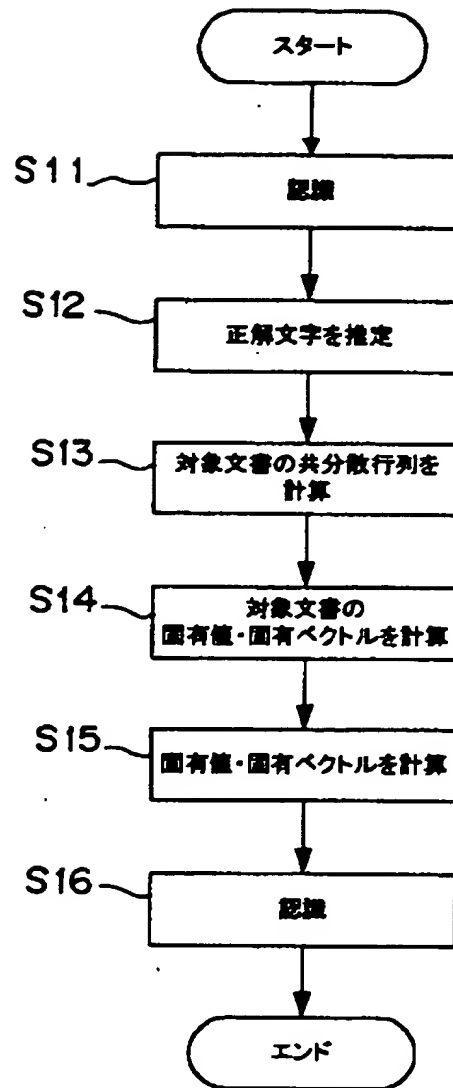
【図 4】

第1の文字認識処理のフローチャート



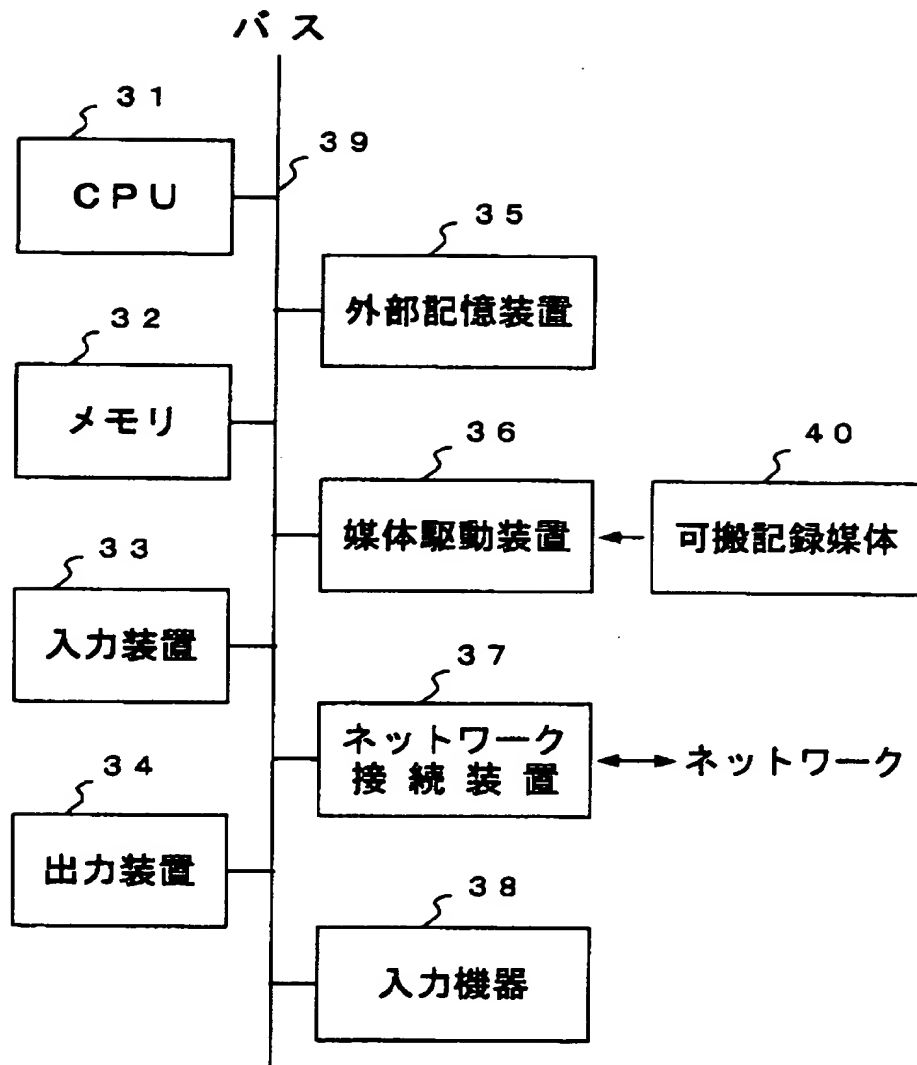
【図 5】

第 2 の文字認識処理のフローチャート



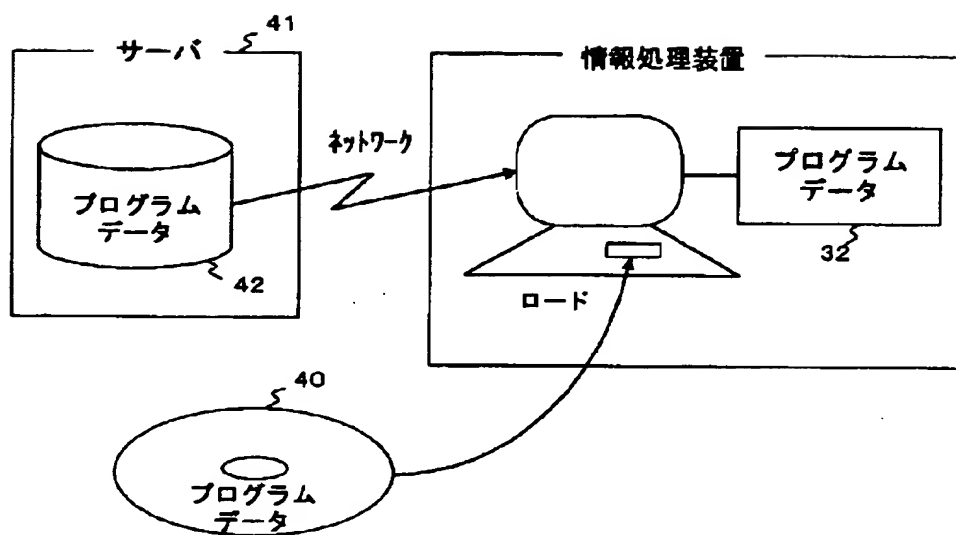
【図6】

情報処理装置の構成図



【図 7】

記 録 媒 体 を 示 す 図



【書類名】 要約書

【要約】

【課題】 特定の特徴を持つパターンに対して、高精度な認識処理を行うことが課題である。

【解決手段】 あるパターン集合について、各パターンの特徴ベクトルと各正解カテゴリの平均特徴ベクトルの差分をとり、差分ベクトルの集合を生成する。次に、未知パターンの特徴ベクトル  $x$  が与えられたとき、差分ベクトルの集合に対応する誤差分布を確率密度関数  $F_e$  として用いて、カテゴリ  $C$  の確率密度関数  $F_c$  の期待値を求める。そして、得られた期待値に基づいて、カテゴリ  $C$  に対する識別関数値を定義し、パターン認識を行う。

【選択図】 図 2

出 願 人 履 歴 情 報

識別番号 [ 0 0 0 0 0 5 2 2 3 ]

1. 変更年月日 1 9 9 6 年 3 月 2 6 日

[変更理由] 住所変更

住 所 神奈川県川崎市中原区上小田中 4 丁目 1 番 1 号

氏 名 富士通株式会社